



ARAŞTIRMA MAKALESİ | RESEARCH ARTICLE

İvmelenme Sinyallerinin Frekans Bölgesi Özniteliklerinden Yaşlılarda Düşmenin Erken Tespiti

*Sabri ALTUNKAYA

*Necmettin Erbakan Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü,
Konya, Türkiye.

*Sorumlu Yazar / Corresponding author: saltunkaya@erbakan.edu.tr

¹ S. Altunkaya, orcid.org/0000-0002-0853-0095

Geliş Tarihi / Received Date

Kabul Tarihi / Accepted Date

Yayın Tarihi / Published Date

20 Ağust. 2020

04 Eylül 2020

21 Aralık 2020

Alıntı / Citation :

Altunkaya, S., (2020). İvmelenme Sinyallerinin Frekans Bölgesi Özniteliklerinden Yaşlılarda Düşmenin Erken Tespiti, Bilim, Teknoloji ve Mühendislik Araştırmaları Dergisi, 1(2) : 13-18. DOI: 10.5281/zenodo.4015274

Early Detection Of Falls In The Elderly Using Frequency Domain Features Of The Acceleration Signals

Özet -Yaşlı nüfusunun artmasıyla birlikte yaşlılarda düşme gibi yaşlılarda görülen sağlık problemlerinin sağlık sistemi üzerindeki ekonomik etkileri de giderek artmaktadır. Hem yaşlıların sağlığını korumak hem de sağlık sistemi üzerindeki ekonomik yükü azaltmak için düşmenin önceden belirlenmesi oldukça önemlidir. Düşmenin önceden tespiti için yaşlının düzenli olarak birinci basamak sağlık kuruluşunda denge kontrolünden geçmesi önerilir. Bu yüzden birinci basamak sağlık kuruluşlarında kolayca uygulanabilir, basit bir sistemin geliştirilmesi güncel bir ihtiyaçtır. Bu çalışmada bir sensör ve bir aktivite esnasında kısa süreli bir kayıt ile bu işlemi gerçekleştirebilecek bir sistem geliştirilmesi amaçlanmıştır. Bunun için bir dakikalık yürüyüş esnasında 71 yaşlının bel bölgesindeki ivmeölçerden kayıt edilen ivmelenme sinyalleri kullanılmıştır. İvmelenme sinyallerden önce yerçekimi bileşeni çıkarılmış, filtreleme ve normalizasyonu yapıldıktan sonra güç spektrum yoğunlukları bulunmuştur. Daha sonra her ekseninden 29 olmak üzere toplam 87 öznitelik elde edilmiş, öznitelik seçme işlemi uygulanmış ve destek vektör makineleri kullanılarak sınıflama işlemi yapılmıştır. Çalışmada iki farklı sınıflama modeli kullanılmış ve en yüksek sınıflama doğruluğu %72,6 (AUC=0,8) olarak elde edilmiştir. Hem bir aktivite esnasında bir sensörden kayıt edilen verilerin kullanılarak problemin çözülmeye çalışılması hem de daha önce bu problemin çözümünde kullanılmayan farklı güç spektrumu yoğunluğu özniteliklerinin kullanılması çalışmamızı literatürden ayıran noktalardır.

Abstract—With the increase in the elderly population, the economic effects of health problems such as falling in the elderly on the health system are gradually increasing. It is very important to determine the fall beforehand in order to protect the health of the elderly and reduce the economic burden on the health system. In order to detect a fall beforehand, it is recommended that the elderly regularly should undergo a balance check at the primary health care center. Therefore, it is a current need to develop a simple and easily applicable system in primary health care centers. In this study, it is aimed to develop a system that can perform this process with a sensor and a short-term recording during one activity. For this, the acceleration signals recorded from the accelerometer in the waist region of the 71-aged persons during a one-minute walk were used. First, the gravitational component was extracted from the acceleration signals, filtering and normalization applied and last the power spectral densities were found. Later, a total of 87 features as 29 from each axis were obtained, feature selection process was applied and classification process was performed using support vector machines. Two different classification models were used in the study and the highest classification accuracy was obtained as 72.6% (AUC = 0.8). Both trying to solve the problem by using the data recorded from one sensor during one activity and using different power spectrum density features that were not used in the solution of this problem before are the points that distinguish our study from the literature.

Index Terms—Old, Fall, Accelerometer, Classification.

Anahtar Kelimeler: Yaşlı, Düşme, İvmeölçer, Sınıflama



I. GİRİŞ [INTRODUCTION]

YAŞLILARDA düşme ve düşmeden kaynaklı yaralanmalar, hastanede bakım gerektiren büyük toplum sağlığı sorunlarıdır. Düşme vakasında kalça kırığı oluştu ise hastaların %20'sinde ölüm görülür. Hastanın karşılaştığı fiziki sorunların dışında, yeniden düşme korkusunun sebep olduğu hareket kısıtlılığı, sosyal yaşamdan uzaklaşma, depresyon gibi bazı psikolojik sorunlarda tedavi sonrası ortaya çıkmaktadır. Dünya üzerinde yaşlı nüfusunun artması ile birlikte bu sorunlarla baş etmek zorlaşmakta ve tedavi masrafları artmaktadır [1]. Dolayısıyla düşme gerçekleşmeden düşme potansiyeli olan yaşlıların tespit edilmesi ve bir takım tedbirlerin alınması bu problemin çözümü için en önemli adımdır [2][3]. 65 yaş üstü bireylerin rutin kontrollerinde düşme açısından değerlendirilmesinin düşmenin önceden tespiti için gerekliliği vurgulanmaktadır [4]. Tıbbi olarak düşme değerlendirilmesi bir takım soru-cevap test ve anketlerden karmaşık bilgisayar kontrollü test cihazlarına kadar geniş bir yelpazede yapılmaktadır [5]. Ancak bu anket ve testler kesin bir nesnel yöntem olmadıkları gibi sübjektif ve niteldir [6-8]. Bunun yanında kullanımı uzman gerektirmesi, test süresinin uzunluğu, kapladığı alanın büyük olması ve maliyet gibi nedenlerden bilgisayar kontrollü gelişmiş sistemler birinci basamak sağlık kuruluşlarında takip için uygun değildir [5][7][9]. Kullanımı kolay, uzman gerektirmeyen bir yöntem için akla gelen ilk sistem, giyilebilir sağlık sistemlerinde yerini almış ve hali hazırda fiziksel aktivite tespiti, adım sayar gibi uygulamalarda sıklıkla kullanılan ivmeölçerlerdir [10]. Caby ve ark. diz, ayak bileği, el bileği, dirsek ve kürek kemiği üzerine sağ ve sol taraflar olmak üzere on farklı konuma yerleştirilen ivmeölçerlerden yürüyüş esnasında kayıt edilen ivmelenme sinyalini kullanarak 67 öznitelik çıkarmışlardır. Kontrol ve düşen grubundan elde ettikleri öznitelikleri dört farklı sınıflama algoritmasıyla ayırmaya çalışmışlar ve %100 doğruluk bulmuşlardır. 15 düşen ve 5 kontrol olmak üzere katılımcı sayısı 20 ile sınırlandırılmış bir çalışmadır [11]. Doi ve ark. boyun ve bel bölgesine bağlanan ivmeölçerden yürüme esnasında kayıt edilen ivmelenme sinyalinde üç eksene ait harmonik oranlar ve yürüyüş hızı hesaplanmıştır. Toplamda yedi öznitelik ayrı ayrı istatistiksel olarak değerlendirilmiştir. Boyna bağlanan ivmeölçerden elde

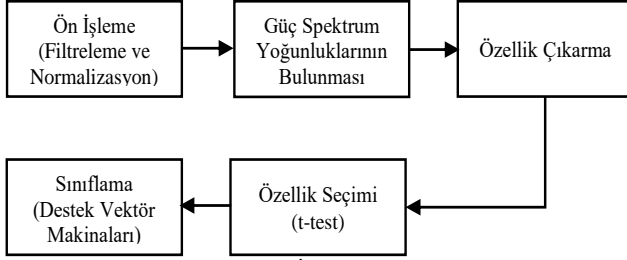
edilen dikey ivmelenme sinyalinin harmonik oranının eğri altında kalan alanın 0.81 olduğu belirtilmiştir. Bu çalışmada 16 düşen ve 57 kontrol olmak üzere toplam 73 katılımcı kullanılmıştır [12]. Greene ve ark. beş farklı ivmeölçer pozisyonu ve bir ilave ayak basınç sensörü ile gerçekleştirdikleri çalışmada, dört farklı aktivite için kayıt almışlardır. Toplamda 134 öznitelik elde ettikleri çalışmada %83 doğruluk elde etmişlerdir. Çalışmaya 37 düşen 54 kontrol olmak üzere 91 katılımcı ile bu çalışma gerçekleştirilmiştir [13]. Liu ve ark. bele bağlanan ivmeölçer ile üç farklı aktivite için kayıt almışlardır. Toplamda 125 öznitelik elde ettikleri çalışmada %83 doğruluk elde etmişlerdir [14]. Bu en yüksek doğruluk veren çalışmaların dışında benzer özelliklerde çalışmalar bulmak mümkündür [15-18]. Yukarıda verilen çalışmalarda olduğu gibi literatürde gördüğümüz çoğu çalışma daha iyi sonuç alabilmek için yürümenin dışında farklı aktiviteler esnasında kayıt ve daha fazla vücut bölgesinde sensör yerleşimi üzerine odaklanmıştır. Ancak bu çözüm kalabalık sensör grubu ve farklı aktiviteleri uygulama güçlüğü sebebiyle çabuk ve kolay uygulanabilir değildir. Bu çalışmada sadece bel bölgesine yerleştirilmiş ivmeölçerden kısa mesafeli normal hızda yürüyüş aktivitesi esnasında kayıt edilmiş ivmelenme sinyalleri kullanılarak düşme olasılığı yüksek olan yaşlıları ayırt edebilecek bir sistem geliştirilmeye çalışılmıştır.

II. MATERYAL VE YÖNTEM [MATERIAL AND METHODS]

Bu bölümde çalışma için gönüllülere ait detaylı bilgiler, kayıt edilen ivmelenme sinyallerine ait ön işleme adımları, güç spektrum yoğunluklarının (GSY) hesaplanması, öznitelik çıkarma, seçme ve sınıflama modeli hakkında detaylı bilgi verilecektir. Çalışmada gerçekleştirilen sistemin işlem adımları Şekil 1'de verilmektedir.

A. Katılımcılar(Subjects)

Uzun dönem hareket görüntüleme veri tabanı denge ve yürüyüş çalışmaları için ortalama yaşı 78.36 ± 4.71 olan 71 yaşlıdan üç eksende kayıt edilen ivmelenme sinyallerinden oluşur [19]. Bu veri tabanında hem ev ortamında üç gün süreyle hem de laboratuvar ortamında bir dakikalık yürüyüş esnasında kayıt edilen verilere yer verilmiştir. Bu çalışmada ki amacımız kolay kullanım olduğu için veri tabanındaki bir dakikalık kayıtlar



Şekil. 1. İşlem adımları

kullanılmıştır. Katılımcı son bir yıl içerisinde en az 2 defa düştü ise düşen olarak belirlenmiştir. Sonuç olarak 71 katılımcınının 35'i düşen ve 38'i kontrol olarak gruplandırılmıştır [18].

B. Ön İşleme (Preprocessing)

Dikey(V), mediolateral (ML) ve ön-arka (anterior-posterior) (AP) olmak üzere üç eksen de kayıt edilen ham ivmelenme sinyallerinde meydana gelen ani tepeleri yok etmek için önce kayıt edilen ham ivmelenme sinyalleri medyan filtre (n=3) ile filtrelenir. Daha sonra yerçekiminden kaynaklanan ivmelenme bileşenini çıkarabilmek için ham ivmelenme sinyali 0.3 Hz alçak geçiren filtreyle filtrelenerek yerçekiminden kaynaklanan ivmelenme sinyali bulunur. Yerçekiminden kaynaklanan ivmelenme sinyali ham ivmelenme sinyalinden çıkarıldığında vücut hareketlerinden yani yürüyüşten kaynaklanan bileşen elde edilir[20]. Son olarak yürüyüşten kaynaklanan ivmelenme bileşeni 0.5Hz-25Hz bant geçiren filtreyle filtrelenerek yüksek frekanslı gürültüler atılıp en büyük değere normalizasyonu yapılır. Bu işlemler üç eksene ait ivmelenme sinyallerine de uygulanmıştır.

C. Frekans Bölgesi Öznitelikleri (Frequency Domain Features)

Normalize edilen ivmelenme sinyallerinin güç spektrum yoğunlukları özbağlanımlı model kullanılarak hesaplanmıştır. Burg yöntemiyle 25 model derecesi için özbağlanımlı model parametreleri hesaplanmış ve güç spektrum yoğunlukları elde edilmiştir. Elde edilen güç spektrum yoğunlukları kullanılarak her ivmelenme eksenini için 29 toplamda 87 öznitelik elde edilmiştir. Öznitelikler hakkında detaylı bilgi [21] da bulunabilir.

D. Öznitelik Seçimi (Feature Selection)

Elde edilen 87öznitelik içinden grupları en iyi ayıran öznitelikleri ortaya koyabilmek için %95 ve %99 güven aralığında bağımsız örneklem t-testi uygulanmıştır. %95 güven aralığı için sekiz, %99 güven aralığı için dört

özelliğin gruplar arasında anlamlı bir fark ortaya koyduğu bulunmuştur. t-test sonucunda p değeri 0.01'dan küçük olan dört öznitelik ve t-test sonucunda p değeri 0.05'den küçük olan sekiz özelliğin ayrı ayrı giriş olarak kullanıldığı iki sınıflama modeli oluşturulmuştur.

E. Destek Vektör Makinaları (Support Vector Machine, DVM)

Elde edilen özniteliklerin sınıflandırılması için destek vektör makinaları modeli kullanılmıştır. Bu model denetimli bir makine öğrenme algoritmasıdır ve 1992 yılında Boser ve ark. tarafından ortaya atılmıştır [22]. Destek vektör makinelerinde öznitelik sayısı kadar boyuta sahip uzayı ikiye bölen bir düzlem aranır. Düzlem aranırken kullanılan iki şarttan birincisi her iki grubu en yüksek doğrulukta ayırmak, ikincisi ise gruplara ait özniteliklerden en uzak noktada olmaktır. Bunun için $y=w.x+b$ şeklinde bir fonksiyon düzlem için seçilir (Şekil 1). Birbirine en yakın karşı sınıfa ait eğitim örnekleri destek vektörler (X^+ ve X^-) ve destek vektörler ile düzlem arasındaki mesafeye de marjin (M) denir. Denklem (1) ve denklem (2) destek vektör sınırları olmak üzere

$$f(x^+) = w \cdot x^+ + b = +1 \quad (1)$$

$$f(x^-) = w \cdot x^- + b = -1 \quad (2)$$

marjin denklem (3)'de verildiği gibi hesaplanır.

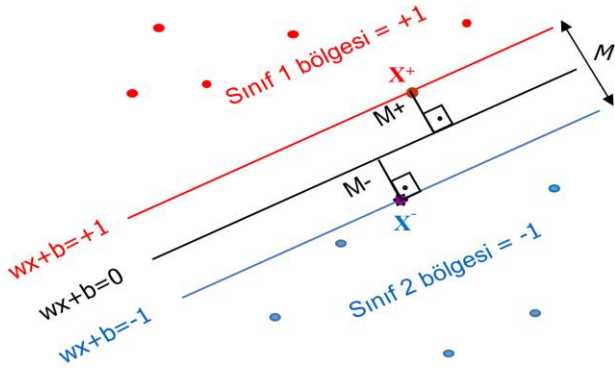
$$M = \frac{f(x^+)}{|w|} - \frac{f(x^-)}{|w|} = \frac{2}{|w|} \quad (3)$$

En iyi karar sınırı, marjinin maksimize edilmesiyle yani w 'nin minimize edilmesiyle bulunur. Bu yöntem maksimum marjin lineer sınıflayıcıdır ve lineer DVM olarak adlandırılan en basit DVM türüdür[23].

Düzleme ait fonksiyon bulunduktan sonra x_k örneklerinin sınıflaması ise denklem (4)'e göre yapılır [24].

$$\text{Sınıf}(x_k) = \begin{cases} +1 & \text{eğer } w \cdot x_k + b > 0 \\ -1 & \text{eğer } w \cdot x_k + b < 0 \end{cases} \quad (4)$$

Eğitim verileri lineer olarak ayırlamıyorsa, orijinal giriş uzayı verilerinin lineer olarak ayrıldığı yüksek boyutlu bir öznitelik uzayına haritalanması gerekir.



Şekil 2. Linear DVM sınıflayıcı [21].

F. Sınıflama Parametreleri ve Performans Ölçütleri (Classification Parameters and Performance Criteria)

Bu çalışmada düşme riski olan ve olmayan yaşlıların ayrılabilmesi için DVM temelli modeller geliştirilmiştir. Model parametreleri Tablo I'de verilmiştir. Modelde kullanılan performans değerlendirme ve doğrulama yöntemleri sınıflandırma doğruluğu, keskinlik, duyarlılık, F1 skoru, ROC eğrisi altında kalan alan (AUC) ve k-kat çapraz doğrulamadır.

III. DENEYSEL SONUÇLAR (EXPERIMENTAL RESULTS)

A. Öznitelik Seçimi Sonuçları (Results of Features Selection)

Dikey, mediolateral ve ön-arka eksenlerden elde edilen toplam 87 öznitelikten t-test sonucunda gruplar arasında istatistiksel olarak anlamlı farka sahip olanlar Tablo II'de verilmiştir. Tablo II'de seçilen özniteliklerin ortalaması, standart sapması ve t-test sonucu görülmektedir. Tablo II'de verilen öznitelikler ve açıklaması aşağıda verilmiştir.

- 1- Ön-arka eksenin GSY'nda en yüksek genliğe sahip tepenin frekansı (F1_AP),
- 2- Ön-arka eksenin GSY'nda en yüksek genliğe sahip tepenin genliğinin tepenin iki tarafında yarıya düştüğü frekansların farkı (wF1_AP),
- 3- Mediolateral eksenin GSY'nda ikinci en yüksek genliğe sahip tepenin genliğinin tepenin iki tarafında yarıya düştüğü frekansların farkı (wF2_ML),
- 4- Mediolateral eksenin GSY'nda en yüksek genliğe sahip tepenin sol taraf eğimi (LSlopeF1-ML)
- 5- Mediolateral eksenin GSY'nunFs/4 Hz ile Fs/2 bandının ortalaması (mean2PSD-ML)
- 6- Mediolateral eksenin GSY'nun medyanı (medPSD-ML)

TABLO I
MODEL PARAMETRELERİ

Parametre	Değeri
Giriş sayısı	4 ve 8
DVM tipi	DVM, C=1,0, ε=0,1
Çekirdek	RBF
Sayısal tolerans	0.001
İterasyon sınırı	100
Doğrulama yöntemi	20 kat çapraz doğrulama

RBF = Radial Basis Function; DVM = Destek Vektör Makinaları

TABLO II
SEÇİLEN ÖZELLİKLERİN ORTALAMA VE STANDART SAPMA DEĞERLERİ

Özellik	Kontrol (ort.±ss.)	Düşen (ort.±ss.)	p değeri
F1_AP	2,26±1,24	1,61±0,26	p<0.01, p<0.05
wF1_AP	1,67±0,78	1,23±0,45	p<0.01, p<0.05
wF2_ML	0,98±0,43	0,75±0,18	p<0.01, p<0.05
KurtPSD_AP	16,83±7,7	21,72±7,93	p<0.01, p<0.05
LSlopeF1_MLx10 ³	3,4±3,59	1,82±2,7	p<0.05
mean2PSD_ML x10 ⁵	2,25±1,83	1,38±1,29	p<0.05
medPSD_ML x10 ⁵	15,57±12,65	9,62±8,62	p<0.05
SkewPSD_AP	3,62±1,03	4,26±1,04	p<0.05

7- Ön-arka eksenin GSY'nun çarpıklığı (SkewPSD-AP)

8- Ön-arka eksenin GSY'nun basıklığı (KurtPSD-AP)

B. Sınıflama Sonuçları (Results of Classification)

Sınıflama için iki model oluşturulmuştur. Modellerden birinde t-test sonucu p<0.01 olan F1_AP, wF1_AP, wF2_ML ve KurtPSD_AP öznitelikleri giriş olarak kullanılmıştır. Diğer model de ise t-test sonucu p<0.05 olan TabloII'de verilen bütün öznitelikler giriş olarak kullanılmıştır. Dolayısıyla Model-1 dört giriş, Model-2 sekiz giriş ve her iki modelde bir çıkış değerine sahiptir. Her iki model 20-çapraz kat çapraz doğrulama yöntemi ile doğrulanmıştır. Tablo III'de her iki model için elde edilen sınıflama sonuçlarına ait performans ölçütleri verilmektedir. Modellere ait karmaşık matrisleri de Tablo IV ve Tablo V'de görülmektedir.

IV. TARTIŞMA(DISCUSSION)

Bu çalışmada düşme riski olan yaşlıların birinci basamak sağlık kuruluşlarında kolayca tespit edilmesine yönelik bir araştırma gerçekleştirilmiştir. Bunun için giyilebilir, üç eksen ivmeölçer sensöründen yürüyüş esnasında kayıt edilen [18] ivmelenme sinyalinden elde edilebilecek bütün frekans bölgesi öznitelikleri [21] hesaplanmıştır. Daha sonra istatistiksel olarak bu özniteliklerden düşen ve kontrol grubunu en iyi ayıran öznitelikler belirlenmiştir. Bu öznitelikler farklı giriş sayılı iki DVM sınıflayıcı modeli ile sınıflanıp sonuçlar alınmıştır. Dört öznitelik kullanan birinci modelde %65,8 doğruluk,



TABLO III
PERFORMANS ÖLÇÜTLERİ

Model	AUC	Doğruluk	F1	Keskinlik	Duyarlılık
Model-1	0.713	%65,8	0.646	%69,5	%65,8
Model-2	0.800	%72,6	0.722	%74,7	%72,6

TABLO IV
MODEL-1 KARMAŞIKLIK MATRİSİ

		Tahmin	
		Düşen	Kontrol
Gerçek	Düşen	30	5
	Kontrol	20	18

TABLO V
MODEL-2 KARMAŞIKLIK MATRİSİ

		Tahmin	
		Düşen	Kontrol
Gerçek	Düşen	30	5
	Kontrol	15	23

0,713 AUC, sekiz öznelik kullanan ikinci model de ise %72,6 doğruluk 0,8 AUC elde edilmiştir. Her iki modelin karmaşıklık matrisi incelendiğinde 35 düşenin 30'nun doğru bir şekilde sınıflandırıldığı görülmektedir. Sistemin düşenleri tespit etmede başarısı oldukça yüksektir. İki sistem arasındaki fark yanlış pozitif hatalarında ortaya çıkmaktadır. Yanlış pozitif hatasının sistemin toplam doğruluğunu da oldukça düşürdüğü görülmektedir.

Literatürde yaşlılarda düşmenin sensör temelli tespitine yönelik yapılan çalışmaları kullanılan sensör, sensörün yerleştirildiği vücut bölümü, kayıt esnasında yaptırılan aktivite, elde edilen öznelikler, özneliklerin değerlendirilme yöntemleri açısından gruplayabiliriz [7]. Literatürde yapılan çoğu çalışmada zamanlı kalk ve yürü, oturma kalkma geçişi, sol-sağ adım değiştirme gibi farklı aktiviteler esnasında ivmelenme sinyalleri kayıt edilirken, bazı çalışmalarda ise birden fazla ivmeölçer vücut üzerinde farklı bölgelere yerleştirilerek eş zamanlı kayıtlar alınmıştır [11-14]. Literatürde katılımcı sayısı düşük ve gruplara ait katılımcı sayısı dengesiz olan

Caby ve ark. ait çalışmayı [11] dikkate almazsak, literatürde sensör bazlı sınıflama yapan çalışmalar arasında en yüksek %83 doğruluğa ulaşıldığı görülmektedir. Greene ve ark. beş farklı bölgeye ivmeölçer yerleştirdikleri ve ilave bir ayak basınç sensörü kullandıkları çalışmada dört farklı aktivite için kayıt almışlardır. Toplamda 134 öznelik elde ettikleri çalışmada %83 doğruluk elde etmişlerdir [13]. Liu ve ark. bu çalışmada olduğu gibi bele bağlanan ivmeölçer ile üç farklı aktivite için kayıt almışlardır. Toplamda 125 öznelik elde ettikleri çalışmada %83 doğruluk elde

etmişlerdir [14]. Bizim çalışmamızda elde edilen en yüksek doğruluk ise %72,6'dır. Ancak bu çalışmanın birincil amacı birinci basamak sağlık kuruluşları için kolay kullanılabilir, ucuz bir yöntem geliştirmek olduğu için literatürdeki çalışmalardan farklı olarak sadece yürüyüş esnasında ve bele bağlanan bir sensörden elde edilen öznelikler düşen ve kontrol grubunu ayırmak için kullanılmıştır. Bu noktadan bakıldığında çözüm aranan sınıflama problemi aynı olmasına rağmen, çözüm için kullanılan parametre miktarı oldukça azdır. Dolayısıyla problemin çözümü de oldukça zorlaşmıştır. Bu problemin çözümü için testin birinci basamak sağlık kuruluşlarında uygulanmasını zorlaştıracak fazladan sensör ve fazladan aktivite kullanımı yerine, sadece bir dakikalık yürüyüş esnasında bele bir kemer vasıtasıyla yerleştirilmiş ivmeölçerden alınan sinyallerden yeterli parametre üretmeye odaklanılmıştır. Bu amaçla kayıt edilen ivmelenme sinyallerinin GSY'undan hem yaşlılarda düşme sınıflandırılması için literatürde kullanılan GSY öznelikleri hem de daha önce yaşlı sınıflandırılmasında kullanılmamış GSY özneliklerinin tamamı kullanılmıştır. Bu yöntem ile literatürde elde edilen en yüksek doğruluğa ulaşılamamasına rağmen, zorlaştırılmış sınıflama problemi için %72,6 doğruluk ve 0,8 AUC değeri oldukça ümit vericidir.

V. SONUÇ (CONCLUSION)

Yaşlı nüfusunun artması ile birlikte yaşlı bakımı ve hastalıkları sağlık sistemi için önemli bir problem olarak karşımıza çıkmaktadır. Öncelikle yaşlının fiziksel ve ruhsal sağlığı, daha sonra hasta yakınlarına ve sağlık sistemine etkileri açısından yaşlılarda düşme dünya sağlık örgütü tarafından da kabul edilmiş bir problem olarak karşımızdadır. Doğru yaklaşım ve önlemlerle bu problem önlenbilir. Bu çalışmada bu problemi önleme amacıyla yaşlıların rutin kontrollerinde kullanılabilecek bir sistem geliştirilmeye çalışılmıştır. Sistem için belirlenen temel hedef ise kolay uygulanabilir olmasıdır. Bunun için en az sensör, en basit aktivite ve kısa süreli kayıt hedeflenerek sistem tasarımı düşünülmüştür. Bu yüzden kısa süreli normal hızda yürüyüş esnasında bele bağlanan bir ivmeölçerden alınan 1 dakikalık sinyaller ile belirlenen hedefe ulaşmaya çalışılmıştır. Ancak elde ettiğimiz sonuçlar henüz sağlık sisteminde kullanılması için yeterli doğruluğa ulaşamamıştır. Daha sonraki çalışmalar için yine bir sensör ve bir aktivite için frekans bölgesi dışında özneliklerin belirlenmesi ve değerlendirilmesi planlanmaktadır.



KAYNAKLAR(REFERENCES)

- [1] WHO. "WHO Global Report on Falls Prevention in Older Age." France: WHO Press; 2007.
- [2] Wu CH, Lee CH, Jiang BC, Sun TL. "Multiscale Entropy Analysis of Postural Stability for Estimating Fall Risk via Domain Knowledge of Timed-Up-And-Go Accelerometer Data for Elderly People Living in a Community." *Entropy*. 2019;21(11).
- [3] Castellini G, Gianola S, Stucovitz E, Tramacere I, Banfi G, Moja L. "Diagnostic test accuracy of an automated device as a screening tool for fall risk assessment in community-residing elderly: A STARD compliant study." *Medicine (Baltimore)*. 2019;98(39):e17105.
- [4] Koyuncu G, Tuna F, Yavuz S, Kabayel DD, Koyuncu M, Özdemir H, ve ark. "The last station before fracture: Assessment of falling and loss of balance in elderly." *Turk J Phys. Med. Rehab*. 2017;63(1):9.
- [5] Balaban Ö, Nacır B, Erdem HR, Karagöz A. "Denge Fonksiyonunun Değerlendirilmesi." *Journal of Physical Medicine and Rehabilitation Sciences*. 2009;12:9.
- [6] Najafi B, Aminian K, Loew F, Blanc Y, Robert PA. "Measurement of stand-sit and sit-stand transitions using a miniature gyroscope and its application in fall risk evaluation in the elderly." *IEEE T Bio-Med Eng*. 2002;49(8):843-51.
- [7] Howcroft J, Kofman J, Lemaire ED. "Review of fall risk assessment in geriatric populations using inertial sensors." *J Neuroeng Rehabil*. 2013;10.
- [8] Sun TL, Huang CH. "Interactive visualization to assist fall-risk assessment of community-dwelling elderly people." *Inform Visual*. 2019;18(1):33-44.
- [9] Yang CC, Hsu YL. "A review of accelerometry-based wearable motion detectors for physical activity monitoring." *Sensors (Basel)*. 2010;10(8):7772-88.
- [10] Mathie MJ, Coster ACF, Lovell NH, Celler BG. "Accelerometry: providing an integrated, practical method for long-term, ambulatory monitoring of human movement." *Physiol Meas*. 2004;25(2):R1-R20.
- [11] Caby B, Kieffer S, de Saint Hubert M, Cremer G, Macq B. "Feature extraction and selection for objective gait analysis and fall risk assessment by accelerometry." *Biomed Eng Online*. 2011;10.
- [12] Doi T, Hirata S, Ono R, Tsutsumimoto K, Misu S, Ando H. "The harmonic ratio of trunk acceleration predicts falling among older people: results of a 1-year prospective study." *J Neuroeng Rehabil*. 2013;10.
- [13] Greene BR, Doheny EP, Kenny RA, Caulfield B. "Classification of frailty and fall shistory using a combination of sensor-based mobility assessments." *Physiol Meas*. 2014;35(10):2053-66.
- [14] Liu Y, Redmond SJ, Shany T, Woolgar J, Narayanan MR, Lord SR, et al. "Validation of an Accelerometer-based Fall Prediction Model." *36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (Embc)*. 2014:4531.
- [15] Riva F, Toebes MJP, Pijnappels M, Stagni R, van Dieën JH. "Estimating fall risk with inertial sensors using gait stability measures that do not require step detection." *Gait Posture*. 2013;38(2):170-4.
- [16] Greene BR, Doheny EP, Walsh C, Cunningham C, Crosby L, Kenny RA. "Evaluation of Falls Risk in Community-Dwelling Older Adults Using Body-Worn Sensors." *Gerontology*. 2012;58(5):472-80.
- [17] Paterson K, Hill K, Lythgo N. "Stride dynamics, gait variability and prospective falls risk in active community dwelling older women." *Gait Posture*. 2011;33(2):251-5.
- [18] Weiss A, Brozgol M, Dorfman M, Herman T, Shema S, Giladi N, et al. "Does the evaluation of gait quality during daily life provide insight into fall risk? A novel approach using 3-day accelerometer recordings." *Neurorehabil Neural Repair*. 2013;27(8):742-52.
- [19] Goldberger AL, Amaral LA, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PC, Mark RG, et al. "Physio Bank, Physio Toolkit, and Physio Net: components of a new research resource for complex physiologic signals." *Circulation*. 2000;101(23):E215-20.
- [20] Karantonis DM, Narayanan MR, Mathie M, Lovell NH, Celler BG. "Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring." *IEEE T Inf Technol B*. 2006;10(1):156-67.
- [21] Altunkaya S. "Frequency Domain Features of Acceleration Signals to Evaluate Fall Risk of Elderly." *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*. 2020;(0):150-5.
- [22] Boser BE, Guyon IM, Vapnik VN. "A training algorithm for optimal margin classifiers." *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory; Pittsburgh, Pennsylvania, USA: Association for Computing Machinery*; 1992. p. 144-52.
- [23] Cortes C, Vapnik, V. "Support-Vector Networks." *Machine Learning*. 1995;20:273-97.
- [24] Altunkaya S, Onur, İ. "Detection of Mechanical Heart Valve Thrombosis Using Support Vector Machine." *International Journal of Applied Mathematics Electronics and Computers*. 2019;7(2):44-8.



S. ALTUNKAYA (EE Müh, Dr.)

1981 yılında Karaman'da doğdu. Lisans, yüksek lisans ve doktora eğitimlerini Selçuk Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği bölümünde sırasıyla 2002, 2005 ve 2011 yıllarında tamamladı. Şu anda Necmettin Erbakan Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümünde Öğretim Üyesi Doktor olarak biyomedikal sinyal işleme ve rf görüntü işleme konularında çalışmaktadır.